2К

УДК 004.932.751

Ю.В. Крак, К.С. Кручинін
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, м. Київ, Україна
krak@unicyb.kiev.ua

Попередня вейвлет-обробка і використання методу головних компонент для вирішення задачі ідентифікації особи за фотографічним зображенням

Розглядається задача розпізнавання за обличчям людини з використанням великих баз даних. Пропонуються і досліджуються два методи – головних компонент і метод виділення ознак за допомогою вейвлет-перетворення вхідних зображень з подальшим використанням головних компонент. Показано, що якість розпізнавання цих методів приблизно однакова, при цьому попередня вейвлет-обробка дозволяє значно зменшити кількість вхідної інформації, що важливо для роботи в режимі реального часу.

Вступ та постановка задачі

Одним із методів, які найбільш пророблені і часто використовуються для задач розпізнавання, є метод головних компонент (іноді його називають методом «власних векторів» або «власних осіб»), заснований на перетворенні Карунена-Лоєва [1-6]. Він є прикладом того, як статистичні методи, що успішно застосовувалися в інших областях, виявилися ефективно адаптованими до ідентифікації людини за її фотографічним зображенням. Найпростіший варіант представлення будь-якого цифрового зображення у вигляді вектора у просторі ознак передбачає розгляд значення кожного пікселя як координати окремої осі. Так, якщо зображення описується матрицею пікселів $m \times n$, то розмірність такого простору буде рівна добутку m на n. В силу того, що зображення облич людей досить схожі між собою, всі вектори, що описують зображення облич, розміщуватимуться у вузько обмеженій області вказаного простору. Тому при розв'язуванні задачі ідентифікації людини за фотографічними зображеннями її обличчя опис і зберігання всього векторного простору є надмірним. Звідси ставиться задача побудови простору меншої розмірності, у якому описуються тільки зображення людських облич. Одним з варіантів є простір, базисними векторами якого служать головні компоненти всіх зображень облич, що містяться в ньому. Розмірність такого оптимального простору наперед визначити неможливо, але вона набагато менше розмірності початкового простору зображень. Отже, застосування методу головних компонент дозволяє значно зменшити розмірність простору ознак, виділивши, таким чином, «типові» образи, що належать усім зображенням. При використанні даного методу для ідентифікації осіб такими образами служитимуть фотозображення навчальної вибірки. Тобто за допомогою аналізу головних компонент вдається виявити різні мінливості у навчальному масиві зображень і описати ці мінливості за допомогою декількох змінних. Ці змінні є ($m \times n$)-вимірними векторами, які називаються власними. Якщо перетворити подібні вектори у зображення, то отримані картинки відображатимуть головні компоненти представленої навчальної множини (також звані «власні особи»).

Таким чином, шляхом зменшення розмірності простору базисних векторів, в якому знаходяться зображення, добиваються хороших показників розпізнавання зображень, близьких до навчальної вибірки. Отриманий один раз на основі представницької навчальної вибірки набір власних векторів використовується для кодування всієї решти зображень, які подаються зваженою комбінацією цих власних векторів. Іншими словами, використовуючи обмежену кількість власних векторів, можна отримати покращену апроксимацію вхідного зображення, що потім зберігається в базі даних у вигляді вектора коефіцієнтів, який одночасно слугує і ключем пошуку.

Обґрунтування вибору одного з декількох можливих наборів базисних векторів описано в роботі [5]. На базі з 1316 зображень 504 людей продемонстровано перевагу їх підходу до вибору безлічі базисних векторів і одержано точність розпізнавання, залежно від типів дослідів, на рівні 95-99%.

У роботі [6] проведено комплексне дослідження даного методу на базі зображень 16 людей, 2500 фотографій яких були отримані за різних умов освітлення, при зйомці з різних відстаней, при різних поворотах голови, але за однакових умов до виразу облич та елементів зовнішності (борода, окуляри і т.д.). При зміні освітлення, ракурсу зйомки і масштабу рівень розпізнавання склав 95%, 85% і 64% відповідно. Для зменшення впливу на результат ідентифікації змін зачіски і фону оброблялася тільки центральна частина лиця. Швидкість роботи системи наближалася до режиму реального часу.

Найбільш представницькі за обсягом експерименти наведені у роботі [7]. Досліджувалась ефективність застосування методу головних компонент при роботі з великими базами даних, одна з яких складалася з 7562 зображень, що належать майже 3000 чоловік. У ході експериментів були одержані 20 власних векторів із 128 випадково вибраних зображень для навчальної вибірки. Крім власних векторів у базі зберігалася інформація про стать, расу, приблизний вік людини, вираз її обличчя. На відміну від поліцейських баз даних, де використовуються лише два зображення одного об’єкта – в анфас і профіль, в експериментальній базі було багато (більше десятка) зображень, що належать одній людині, але відрізняються різними виразами обличчя, зачіскою і т.д. У роботі задекларовано отримання хороших результатів, наприклад, при експериментах з фронтальними зображеннями – тільки одне неправильне визначення на 150 зображень.

Для знаходження обмеженої, невеликої кількості власних векторів добре себе зарекомендував метод SVD-перетворення або розклад по сингулярних числах. За його допомогою досить швидко знаходяться власні k векторів для всього масиву навчальної вибірки, яка складається з k ($m \times n$)-вимірних векторів. По суті метод SVD-перетворення знаходить такий ортонормований підбазис в ($m \times n$)-вимірному просторі, що при проектуванні на нього всіх k заданих ($m \times n$)-вимірних векторів отримаємо максимальну суму коефіцієнтів за середньоквадратичним критерієм. Отримані найстарші (головні) коефіцієнти зваженої комбінації цих власних векторів і несуть в собі основну інформацію про зображення голови людини.

Однією з задач розпізнавання є ідентифікація людини за фотографічним зображенням. У даній роботі **ставиться задача** розпізнавання за обличчям людини шляхом пошуку у великих базах фотографічних зображень облич людей. Для вирішення даної задачі пропонується і досліджується метод виділення власних векторів, а також метод виділення ознак за допомогою розкладення wavelet-векторів, отриманих після wavelet-перетворення зображень, у просторі їх власних векторів. Показано, що такий підхід дозволяє значно зменшити обчислювальні ресурси без втрати точності розпізна-

вання, що надзвичайно важливо для систем розпізнавання в режимі реального часу. Побудована система розпізнавання облич людей, яка включає формування навчальної бази зображень людей, виділення ознак на цих зображеннях та власне розпізнавання людей за їх фотозображеннями. За допомогою розробленої системи можна також вирішити задачу знаходження (формування) вибірки зображень із бази найбільш схожих на вхідну фотографію, з якої експерт може точно встановити особу шуканої людини.

Побудова вектора ознак

Нехай

$$z = f(x_i, y_j),\ i = \overline{1,w}, j = \overline{1,h},\ z \in \{z : z = j, j = \overline{0, N-1}\}, \tag{1}$$

напівтонове зображення обличчя людини розміром $w \times h$ з N градаціями сірого кольору. Нехай $(f_{1,} f_2 ... f_r)$ – навчальна вибірка таких зображень. Формування вектора ознак для кожного зображення виконується у два етапи. На першому етапі за допомогою перетворення wavelet декорелюється вектор-зображення і таким чином значно зменшується кількість компонентів, якими задається зображення. На другому етапі формується вектор ознак для зображення, розкладаючи вектори wavelet-коефіцієнтів, отриманих на першому етапі, у просторі їх власних векторів. Розглянемо кожен з етапів більш детально.

Перетворення wavelet. Фотографічні зображення облич людей є достатньо гладкими, а значить, має місце велика кореляція значень інтенсивності пікселів. Ця властивість дозволяє застосувати декореляційне перетворення і, таким чином, значно зменшити кількість коефіцієнтів, необхідних для ідентифікації зображення. Перетворення wavelet було вибрано із міркувань його ефективності, доведеної на багатьох прикладних задачах обробки зображень [8-10].

Базис wavelet будується з перетворень деяких початкових функцій, ϕ і ψ, що називаються відповідно масштабуючою функцією і материнською wavelet-функцією. Для двовимірного випадку розклад функції по вейвлет-базисах має такий вигляд

$$\begin{aligned} f(x,y) = \sum_{i=-\infty}^{\infty}\sum_{j=-\infty}^{\infty} \lambda_{k,i,j}^{HH}\varphi_{k,i}(x)\varphi_{k,j}(y) + \sum_{\gamma=k}^{\infty}\sum_{i=-\infty}^{\infty}\sum_{j=-\infty}^{\infty}(\lambda_{\gamma,i,j}^{HV}\varphi_{\gamma,i}(x)\psi_{\gamma,j}(y) + \\ + \lambda_{\gamma,i,j}^{VH}\psi_{\gamma,i}(y)\varphi_{\gamma,j}(x) + \lambda_{\gamma,i,j}^{VV}\psi_{\gamma,i}(y)\psi_{\gamma,j}(x)), \end{aligned} \tag{2}$$

де

$$\phi_{\gamma,i}(x) = 2^{\gamma/2}\phi(2^{\gamma}x - i), \tag{3}$$

$$\psi_{\gamma,j}(x) = 2^{\gamma/2}\psi(2^{\gamma}x - j). \tag{4}$$

Значення k називається глибиною wavelet-розкладу функції, коефіцієнти $\lambda_{k,i,j}^{VV}, \lambda_{\gamma,i,j}^{HV}$, $\lambda_{\gamma,i,j}^{VH}, \lambda_{\gamma,i,j}^{HH}$ називаються коефіцієнтами перетворення wavelet.

Для зображення розміром $2^k \times 2^k$ коефіцієнти wavelet-розкладу наступні:

$$\begin{gathered} \lambda_{0,0,0}^{HH}. \\ \lambda_{0,0,0}^{HV}, \lambda_{0,0,0}^{VH}, \lambda_{0,0,0}^{VV}, \\ \lambda_{1,0,0}^{HV}, \lambda_{1,0,1}^{HV}, \lambda_{1,1,0}^{HV}, \lambda_{1,1,1}^{HV}, \lambda_{1,0,0}^{VH}, \lambda_{1,0,1}^{VH}, \lambda_{1,1,0}^{VH}, \lambda_{1,1,1}^{VH}, \lambda_{1,0,0}^{VV}, \lambda_{1,0,1}^{VV}, \lambda_{1,1,0}^{VV}, \lambda_{1,1,1}^{VV}, \\ \dots \\ \lambda_{r-1,0,0}^{HV}, .., \lambda_{r-1,2^{r-1}-1,2^{r-1}-1}^{HV}, \lambda_{r-1,0,0}^{VH}, .., \lambda_{r-1,2^{r-1}-1,2^{r-1}-1}^{VH}, \lambda_{r-1,0,0}^{VV}, .., \lambda_{r-1,2^{r-1}-1,2^{r-1}-1}^{VV}. \end{gathered} \tag{5}$$

Схематично wavelet-перетворення зображення виглядає так (рис. 1).

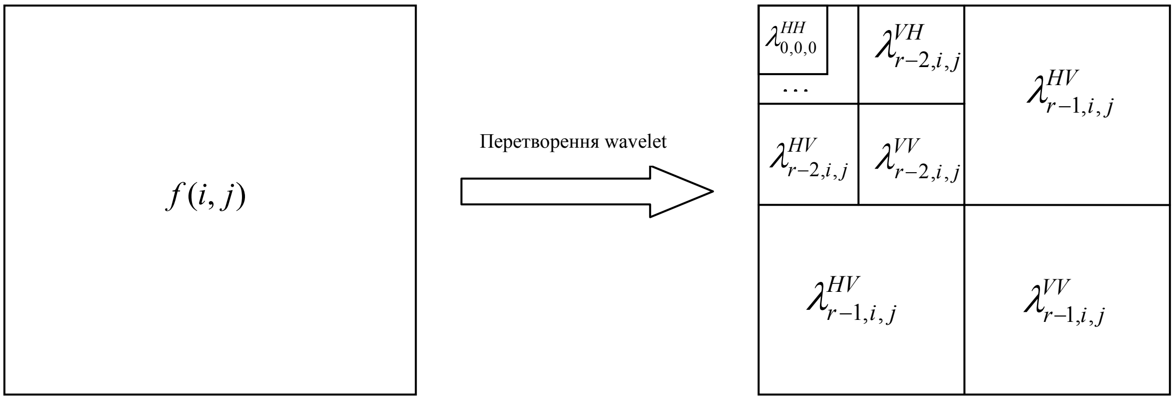


Рисунок 1 – Wavelet-перетворення

Підмножини сукупності wavelet-коефіцієнтів (1), отриманих після перетворення wavelet для кожної тестової фотографії, будуть використовуватися для побудови простору ознак на другому етапі. Нехай $WT(f_k) = (w_{1,} ... w_l)$ – підмножина wavelet-коефіцієнтів для зображення f_k. Вибір коефіцієнтів виконується в z-порядку (рис. 2), який дозволяє впорядкувати wavelet-коефіцієнти за їх вкладом у відтворення оригінального зображення, причому кількість вибраних коефіцієнтів впливає на точність розпізнавання.

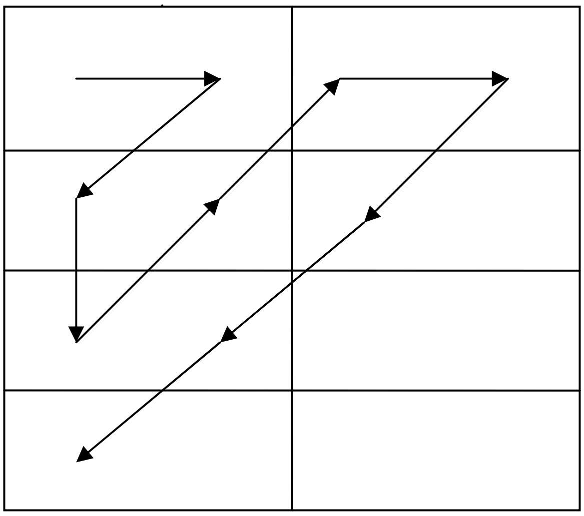


Рисунок 2 – Порядок вибору коефіцієнтів wavelet-перетворення

Розклад wavelet-коефіцієнтів зображень в просторі їх власних векторів. Множину всіх векторів $a_j = WT(f_j)$, отриманих на першому етапі, будемо позначати

$$\Omega_a = \left\{ a : a = a_j ,\ \ j = \overline{1,n} \right\} \tag{6}$$

з відповідною матрицею

$$A = \left(a_1 \ \vdots \ \ldots \ \vdots \ a_n \right). \tag{7}$$

Центром Ω_a назвемо точку $\overline{a} \in R^m$, котра визначається формулою:

$$\overline{a} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} a_j \ . \tag{8}$$

Разом з a_j будемо розглядати відцентровані відносно $\overline{a}$ точки:

$$\tilde{a}_j = a_j - \overline{a}\,,\ j = \overline{1,n} \qquad (9)$$

і відповідну матрицю

$$\tilde{A} = \left(\tilde{a}_1 \ \vdots\ \ldots\ \vdots\ \tilde{a}_n\right). \qquad (10)$$

Матриця $\tilde{A}$ може бути подана у вигляді [10]:

$$\tilde{A} = \sum_{k=1}^{r} \lambda_k y_k x_k^T\,, \qquad (11)$$

який називається сингулярним розкладом матриці (SVD-розкладом). Такий розклад має наступні властивості:

$$\tilde{A}\tilde{A}^T y_j = \lambda_j^2 y_j\,,\ y_i^T y_j = \delta_{ij}\,,$$
$$\tilde{A}^T \tilde{A} x_j = \lambda_j^2 x_j\,,\ x_i^T x_j = \delta_{ij}\,,$$
$$\tilde{A}^T y_j = \lambda_j x_j\,,\ \tilde{A} x_j = \lambda_j y_j\,,$$
$$i = \overline{1,r}\,,\ j = \overline{1,r}\,,\ r = rank\tilde{A}\,.$$
$$\lambda_1^2 \ge \lambda_2^2 \ge \ldots \ge \lambda_r^2$$

Використовуючи формулу (11), запишемо розклад стовпчиків матриці $\tilde{A}$ по власних векторах y_k:

$$\tilde{a}_j = \sum_{k=1}^{r} \lambda_k x_{jk} y_k\,,\ j = \overline{1,n}\,. \qquad (12)$$

Виділимо у цьому розкладі перші s доданків, які відповідають першим s найбільшим власним векторам:

$$\tilde{a}_j = \sum_{k=1}^{s} \lambda_k x_{jk} y_k + \Delta_{js}\,,\ s < r\,,\ \Delta_{js} = \sum_{k=s+1}^{r} \lambda_k x_{jk} y_k\,. \qquad (13)$$

Тоді для залишку Δ_{js}, відповідно до відношення

$$x_i^T x_j = \delta_{ij}\,,\ \sum_{k=s+1}^{r} x_{jk}^2 \le \sum_{k=1}^{n} x_{jk}^2 = 1\,,$$

буде мати місце оцінка

$$\left\|\Delta_{js}\right\|^2 = \sum_{k=s+1}^{r} \lambda_k^2 x_{jk}^2 \le \lambda_{s+1}^2 \sum_{k=s+1}^{r} x_{jk}^2 \le \lambda_{s+1}^2\,.$$

Перші s коефіцієнтів у розкладі (13) і будемо називати вектором ознак для j-го зображення.

Формування навчальної вибірки та розпізнавання

Як зазначалось раніше, навчальна вибірка формується для навчання системи розпізнавати певні об’єкти. Навчальна вибірка має містити в собі інформацію для розпізнавання, і чим повнішою вона буде, тим точніше буде відбуватися розпізнавання. У даній роботі був застосований наступний принцип побудови навчальної вибірки. При формуванні бази для десяти людей були зроблені фотозображення обличчя кожної людини під різними кутами та з різними фокусними відстанями. Дослідження показали, що при збільшенні навчальної бази за рахунок фотографій, зроблених з різних фокусних відстаней, точність значно збільшилася.

Окрім створення навчальної вибірки для кожного обличчя людини, іншою важливою частиною є вибір розміру фотографічних зображень. Так, при використанні фото великого розміру можна більш точно виділяти такі ознаки: різноманітні відстані між характерними точками та відношення між ними; структуру шкіри обличчя; контури тощо, що дає змогу більш точно розпізнавати людей. З іншого боку, виникають додаткові проблеми:

1. Для обробки таких фотозображень необхідно витратити більше часу.
2. Фотографію обличчя, що необхідно розпізнати, інколи неможливо зробити великого розміру, так, наприклад, при виділенні облич людей у натовпі їх розміри будуть досить маленькими.

Враховуючи ці зауваження, був обраний розмір для фотографій обличчя 64Ч64 пікселів. При такому розмірі фотографій чітко видно всі частини обличчя: очі, ніс, губи, брова, а також додаткові особливості обличчя, наприклад родимки. При меншому розмірі фотографій починають зникати зіниці ока, що є дуже важливою ознакою. При незначному збільшенні фотографії додаткових особливостей не з'являється. Такий розмір вибрано також із міркувань застосування до зображень wavelet-перетворення.

Для кожної фотографії із навчальної вибірки знаходиться її вектор ознак за допомогою наведених вище алгоритмів. Нехай $(v_1^j, v_2^j, ..., v_k^j)$ – вектор ознак для j-ї фотографії з навчальної вибірки, і нехай фотографії для i-ї людини містяться між номерами $[s_{il}, s_{i,l+N_i})$, де N_i – кількість фотографій в навчальній базі i-ї людини. Тоді вектором ознак для i-ї людини будемо називати вектор w_i:

$$w_i^T = \begin{pmatrix} w_1^i \\ \vdots \\ w_s^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum\limits_{p=l}^{l+N_i-1} \dfrac{v_1^{s_{ip}}}{N_i} \\ \vdots \\ \sum\limits_{p=l}^{l+N_i-1} \dfrac{v_k^{s_{ip}}}{N_i} \end{pmatrix}.$$

Сукупність всіх векторів $\{w_i, i = \overline{1, M}\}$ задає навчальну вибірку алгоритму розпізнавання, побудовану за зображеннями облич M осіб.

Розпізнавання людей за фотозображеннями їх облич відбувається за наступним алгоритмом. Для вхідного зображення $f(x, y)$ виконуються ті ж перетворення, які застосовувалися для зображень з навчальної вибірки. Спочатку за допомогою формул (2) – (5) виконується перетворення wavelet даної функції, а знайдені wavelet-коефіцієнти розкладаються у просторі власних векторів (13), таким чином, отримується вектор ознак для вхідної фотографії w. Далі знаходяться відстані між отриманим вектором ознак і кожним із векторів навчальної вибірки, використовуючи Евклідову метрику:

$$d^i = \sqrt{\sum_{i=1}^{s} (w_i - w_i^j)^2}, i = \overline{1, M}.$$

Обличчя, яке відповідає вектору w^m, такому, що для відстані d^m виконується умова: $d^m = \min\{d^i\}, i = \overline{1, M}$, буде називатися розпізнаним обличчям. Крім цього, виводиться певна кількість облич, найближчих до d^m.

Для перевірки розглянутих вище алгоритмів було створено власну базу зі 102 фотографій облич 10 різних людей з різними фокусними відстанями та кутами нахилу. Кожна фотографія була віднормована до розміру 64Ч64 точок за відстанню між очима.

Результати експериментальних досліджень

У наведених нижче таблицях показані результати розпізнавання 20 фотографій, які не входять у навчальну вибірку. Якість розпізнавання регулювалася такими параметрами.

При розпізнаванні з застосуванням wavelet-коефіцієнтів з подальшою обробкою через SVD:

1. Кількість wavelet-коефіцієнтів, які подаються на вхід алгоритму побудови ознак.
2. Кількість компонентів у векторі ознак.

При розпізнаванні з прямою обробкою зображення через SVD:

1. Вид вхідного зображення: колір, обробка фільтрами.
2. Кількість компонентів у векторі ознак.

Для кожного з проведених тестів наведена таблиця з коефіцієнтами подібності, отриманими для кожної тестової фотографії. Коефіцієнт подібності – це процентна характеристика якості розпізнавання, що обчислюється за наступною формулою:

$$\text{КоефПодібності} = 100 - (100 \cdot \frac{d_1}{d_1 + d_2}),$$

де d_1 та d_2 – перший та другий елементи послідовності значень відстаней, відсортованих у порядку зростання, а також середній коефіцієнт подібності для проведеного тесту, який розраховується як сума коефіцієнтів подібності для кожної вірно розпізнаної фотографії, поділена на їх кількість вхідних зображень у тесті.

Таблиця 1 – Тестування з використанням wavelet-коефіцієнтів

	Тест № 1	Тест № 2	Тест № 3	Тест № 4
Кількість wavelet-коефіцієнтів	64	36	49	49
Кількість компонентів у векторі ознак	20	20	20	15
Середній коефіцієнт подібності	60,33	56,85	60,62	60,88
Кількість розпізнаних фотографій	20(100%)	19(95%)	20(100%)	20(100%)

Тест № 1

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	55,46	53,33	54,56	54,74	52,79	55,82	50,01	60,62	54,51	57,15
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	63,82	57,37	66,13	60,18	66,17	69,38	76,27	72,02	67,61	58,56

Тест № 2

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	65,84	53,21	58,25	52,23	н\р	55,43	51,89	56,34	56,74	58,39
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	63,50	54,43	65,98	62,75	63,77	70,39	69,15	64,44	64,35	50,04

Тест № 3

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	64,25	53,62	55,96	53,38	50,18	55,01	52,01	57,80	57,39	58,06
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	63,38	55,05	67,54	63,63	65,56	70,54	76,37	70,71	66,79	55,28

Тест № 4

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	64,73	53,55	56,03	53,95	50,21	55,32	52,09	58,19	57,53	58,15
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	63,56	55,05	68,02	63,75	65,89	70,88	76,90	71,26	67,16	55,30

Таблиця 2 – Тестування з прямим використанням SVD

	Тест № 1	Тест № 2	Тест № 3	Тест № 4
Інформація, що подається на SVD	Сірий колір	Фільтр Собеля	Фільтр Собеля з пороговою бінаризацією 0,078	Фільтр Собеля з пороговою бінаризацією 0,5
Кількість компонентів у векторі ознак	30	30	30	30
Середній коефіцієнт подібності	50,74	59,11	57,57	60,42
Кількість розпізнаних фотографій	18(90%)	19(95%)	20(100%)	20(100%)

Тест № 1

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	54,82	54,89	н\р	52,83	53,38	57,14	н\р	61,8	52,19	55,12
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	57,97	59,36	55,68	56,23	66,37	70,09	68,31	66,95	67,07	61,86

Тест № 2

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	62,27	53,66	н\р	53,34	61,07	65,99	54,41	62,68	61,05	58,12
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	61,99	58,85	64,83	70,08	69,38	63,15	70,18	58,11	68,42	64,63

Тест № 3

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	63,70	55,00	50,81	52,56	58,10	54,32	54,86	55,15	58,47	58,44
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	64,19	52,12	58,48	57,65	61,86	63,30	68,48	52,79	59,12	51,94

Тест № 4

№ фотогр.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
КоефПодібності	59,18	54,52	52,67	56,38	61,63	63,33	52,87	64,13	57,80	54,93
№ фотогр.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
КоефПодібності	63,74	64,64	63,15	60,27	61,26	61,14	66,64	61,14	69,76	59,27

Висновки

Згідно з результатами тестування, SVD-розклад дозволяє отримати достатню точність розпізнавання при прямому застосуванні на зображенні. На точність при цьому сильно впливає освітленість. Введенням контурів вдається зменшити цей вплив. Введення бінаризації зображення з малим порогом виявляє шуми на зображенні: кількість вірно розпізнаних фотографій збільшилася порівняно з тестами без бінаризації та wavelet-коефіцієнтів, а середній коефіцієнт подібності зменшився. Збільшення порогу для бінаризації привело до відкидання шумів на зображенні і при збереженні розпізнавання показало високий середній коефіцієнт подібності.

Попередня обробка зображення через wavelet-перетворення дозволяє ефективно зменшити кількість вхідної інформації, що впливає на розмір матриці $\tilde{A}$, яка використовується у SVD-методі, без втрати при цьому точності самого розпізнавання. Використання wavelet-перетворення дозволяє зменшити розмір матриці $\tilde{A}$ у десятки разів, що свідчить про ефективність і важливість такої процедури при вирішенні задач розпізнавання облич людей з великих баз даних в режимі реального часу.

Подальші дослідження будуть спрямовані на удосконалення досліджуваних методів з метою покращення якості розпізнавання.

Література

1. Кухарев Г.А. Биометрические системы: Методы и средства идентификации личности человека / Кухарев Г.А. – СПб. : Политехника, 2001. – 240 с.
2. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М. : Мир, 1978. – 411 с.
3. Romdhani S. Face recognition using principal components analysis // MSc thesis / Romdhani S. – University of Glasgow, 1997. – 183 p.
4. Самаль Д.И. Алгоритмы идентификации человека по фотопортрету на основе геометрических преобразований: дисс. … кандидата техн. наук / Самаль Д.И. – Минск, 2002. – 168 с.
5. Swets D.L. Using discriminant eigenfaces for image retrieval / D.L. Swets, J. Weng // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intel. – 1996. – Vol. 18, № 8. – P. 831-836.
6. Turk M. Eigenfaces for recognition / M. Turk, A. Pentland // Journal of Cognitive Neuroscience. – 1991. – № 3. – P. 71-86.

7. Moghaddam B. Face recognition using view based and modular eigenspaces / B. Moghaddam, A. Pentland // Automatic Systems for the identification and inspection of humans. – SPIE. – 1994. – Vol. 2257. – P. 1868-1876.
8. Mallat S. A wavelet tour of signal processing / Mallat S. – Academic Press, 1999. – 637 p.
9. Welstead S. Fractal and Wavelet Image Compression Techniques / Welstead S. – SPIE Optical Engineering Press, 1999. – 236 p.
10. Добеши И. 10 лекций по вейвлетам / Добеши И. – Москва : РХД, 2001. – 464 с.
11. Кириченко Н.Ф. Распознавание трехмерных объектов по ультразвуковым эхо-сигналам / Н.Ф. Кириченко, Р. Куц (США), Н.П. Лепеха // Проблемы управления и информатики. – 1999. – № 5. – С. 110-122.

Ю.В. Крак, К.С. Кручинин

Предварительная вейвлет-обработка и использование метода главных компонент для решения задачи идентификации человека по фотографическим изображениям

Рассматривается задача распознавания по лицу человека с использованием больших баз данных. Предлагаются и исследуются два метода – главных компонент и метод выделения признаков с помощью вейвлет-преобразования исходных изображений с дальнейшим использованием главных компонент. Показано, что качество распознавания этих методов приблизительно одинаковое, при этом предварительная вейвлет-обработка позволяет значительно уменьшить количество исходной информации, что важно для работы в режиме реального времени.

Iu.V. Krak, K.S. Kruchinin

Wavelet Precomputation and Method of Principal Component Using for Problem of Human Face Recognition by Photographic Images Decision

The problem of human face recognition with the use of large databases is consideration. Two methods – principal component and method of features extraction from initial images wavelet-transformation with the follow-up use of principal component are proposed and investigated. It is shown that recognition quality of these methods is approximate identical, herewith wavelet precomputation allows considerably to decrease of initial information quantity, that is important for real time mode application.

Стаття надійшла до редакції 26.01.2010.